LA LÍNEA DE VALOR DOW JONES

MODELO DE EVALUACIÓN DE STOCK:

¿ES ÚTIL?

Thomas B. Fomby
Departamento de Economía
Universidad Metodista del Sur Dallas,
TX 75275

y

limín lin
División de Mercados de Consumo
Préstamos hipotecarios en todo el país
Plano, TX 75024

mayo de 2006

Resumen: Al final de cada año, Value Line (VL) Corporation publica sus pronósticos del índice Dow Jones y sus rangos probables para los próximos tres años utilizando un modelo de regresión múltiple de tres variables explicativas que llamamos Value Line Dow Jones (VL). -DJ) modelo. El modelo es un modelo estático de series de tiempo. Por lo tanto, los pronósticos del índice Dow Jones se basan en los pronósticos de las variables independientes del modelo. En este artículo examinamos el modelo VL-DJ para la solidez econométrica (equilibrio, completitud dinámica, estabilidad de parámetros y plausibilidad económica) y examinamos, frente a un experimento de pronóstico fuera de la muestra, qué tan útil es para pronosticar el Índice Dow Jones de 1 a 6 años por delante en comparación con un modelo simple de Box-Jenkins del índice Dow Jones. Consideramos que el modelo VL-DJ es econométricamente sólido, que la implementación de la función de transferencia del modelo VL-DJ no es más precisa que un modelo Box-Jenkins de la serie Dow Jones, pero que la implementación “interna” del modelo VL-DJ -El modelo DJ del personal de Value Line Corporation históricamente ha brindado pronósticos más precisos que los producidos por el modelo Box-Jenkins que examinamos. Independientemente de la precisión del pronóstico, el modelo VL-DJ tiene una importancia histórica para explicar los movimientos en los índices bursátiles como el índice Dow Jones. El crecimiento de las ganancias y los dividendos proporciona un impulso positivo al crecimiento del índice Dow Jones, mientras que los rendimientos de las tasas de interés, como lo tipifica el rendimiento de los bonos AAA de Moody's, impactan inversamente en su crecimiento.

Palabras clave: Evaluación de Pronósticos de Series de Tiempo, Modelo de Función de Transferencia, Modelo de Box-Jenkins, Experimento de Pronóstico Fuera de Muestra, Promedio Industrial Dow-Jones.

Agradecimientos: Las versiones anteriores de este documento se presentaron en la serie de seminarios Brown Bag en el Departamento de Economía de SMU, la serie de seminarios en el Departamento de Estadística de SMU y en Texas Camp Econometrics IX. Estamos muy agradecidos por los útiles comentarios de los diversos participantes del seminario.

LA LÍNEA DE VALOR DOW JONES

MODELO DE EVALUACIÓN DE STOCK:

¿ES ÚTIL?

I. Introducción

Desde 1982, a fines de diciembre de cada año, Value Line (VL) Corporation publica sus previsiones del índice Dow Jones y sus rangos probables para los próximos tres años en su publicación *The Value Line Investment Survey.* El modelo que valora El uso de líneas para producir los pronósticos se basa en un modelo lineal múltiple estático de tres variables. modelo de regresión de la siguiente forma:

$$\ln(DJ_t) = b_0 + b_1 \ln(EP_t) + b_2 \ln(DP_t) + b_3 \ln(POR_t) + e_t \quad .1 \qquad (1)$$

Véase, por ejemplo, *The Value Line Investment Survey,* 26 de diciembre de 2003, parte 2, pág. 2568 donde el modelo se presenta matemáticamente en una nota al pie y los datos históricos utilizados para construir el modelo se informa en un inserto etiquetado como "Una perspectiva a largo plazo, Dow Jones Promedio Industrial, 1920 – 2002." DJ denota el promedio anual del Dow Jones Índice promedio industrial, EP denota las ganancias anuales por acción en el Dow Jones Índice, DP denota los dividendos anuales por acción en el índice Dow Jones, y BY denota el promedio anual del rendimiento de los bonos corporativos AAA de Moody's. También ln denota

[1] La fórmula de regresión para el modelo de evaluación de acciones de Value Line Dow Jones es publicada por Value Line en el siguiente formato:

$$\text{pinchadiscos}_t = a \times \text{pinchadiscos}_{t-1} \times \left(\frac{EP_t}{EP_{t-1}}\right)^{b_1} \times \left(\frac{DP_t}{DP_{t-1}}\right)^{b_2} \times \left(\frac{POR_t}{POR_{t-1}}\right)^{b_3} \qquad (1')$$

El Sr. Samuel Eisenstadt, creador del modelo y supervisor de Value Line Corporation, indicó en conversación telefónica con el primer autor que se realiza la transformación logarítmica de la ecuación (1') y luego se aplica mínimos cuadrados ordinarios para obtener el coeficiente estimaciones del modelo Value Line Dow Jones en comparación con la estimación del modelo por medio de mínimos cuadrados no lineales. El modelo (1) entonces sigue b_0 = ln(a) de la ecuación (1') después de la transformación logarítmica con

la transformación logarítmica natural, ÿ denota el operador de primera diferencia, para ejemplo,) ln( ) ln(DJ_t $DJ_t DJ$) ÿ=ÿ $_{tÿ1}$, b_0, b_1, b_2 y b_3 son coeficientes a ser estimado a partir de los datos y mi_t denota el error de aproximación (estadístico) del modelo.

El modelo Value Line Dow Jones (1) (en lo sucesivo denominado modelo VL-DJ) establece que, aparte del error estadístico, el cambio porcentual anual en el Índice Dow Jones es relacionado linealmente con el cambio porcentual anual en las ganancias por acción en el Dow Jones índice, el cambio porcentual anual en los dividendos por acción en el índice Dow Jones, y el cambio porcentual anual en el rendimiento de los bonos corporativos AAA de Moody's. Dado que todas las variables en la ecuación de regresión tienen el mismo subíndice de tiempo, el La relación es estática en el sentido de que las variables están relacionadas contemporáneamente entre sí. otros en comparación con estar relacionados entre sí de manera rezagada o líder.

Este modelo lleva en uso más de veinte años hasta la fecha desde su primera aparición en el último número de la *encuesta Value Line Investment Survey de 1982.*[2] Enorme el número de suscriptores y lectores de la *Encuesta* probablemente haya utilizado las predicciones basado en este modelo, más o menos como una guía para su toma de decisiones de inversión en el próximo año Por ello, creemos que puede ser interesante y útil conocer cómo precisas y fiables son estas previsiones. Evidentemente, en diciembre de cada año, el Valor El personal de línea toma las estimaciones más recientes de los coeficientes de la ecuación de regresión basándose en los datos históricos disponibles y luego utiliza sus mejores proyecciones de los próximos años cambios porcentuales de EP, DP y BY para producir una proyección del cambio porcentual del próximo año en el índice Dow Jones.3 Asimismo, las proyecciones a dos y tres años de Los cambios porcentuales anuales en EP, DP y BY se utilizan para producir los dos y tres proyecciones de un año por delante del índice Dow Jones que publican.

El propósito de este documento es doble. En primer lugar, nos gustaría examinar cómo "econométricamente sólido" es el modelo VL-DJ. ¿Está el modelo **"equilibrado"** en el sentido de que la variable dependiente del modelo es estacionaria y, en consecuencia, la explicativa

---

[2] De 1982 a 2002, solo tres *Encuestas* anuales no reportan pronósticos, concretamente para los años 1993-1995.
[3] Dado que los datos anuales anteriores sobre las variables explicativas EP, DP y BY no están disponibles para el año en curso en diciembre, es probable que la versión estimada del modelo VL-DJ utilizada por el personal de VL para pronosticar el índice Dow Jones se basa en todos los datos disponibles hasta el año anterior inclusive y posiblemente estimaciones preliminares de los valores actuales de fin de año para EP, DP y BY.

¿Las variables también son estacionarias?[4] Si no, el modelo podría estar representando una relación espuria.[5] ¿El modelo VL-DJ es **"dinámicamente completo"** en el sentido de que ya no se necesitan rezagos de la variable dependiente o variables explicativas para cometer los errores mi_t no correlacionados temporalmente entre sí y homocedásticos.[6] ¿Son los coeficientes de los ¿ Modelo de VL-DJ **estable** en el tiempo o ha cambiado con el tiempo? Si el modelo VL-DJ es equilibrado, dinámicamente completo y estable, el método de mínimos cuadrados ordinarios es apropiado para estimar los coeficientes del modelo y determinar los valores estadísticos significados de las variables explicativas del modelo. Finalmente, esperaríamos que el Los signos de los coeficientes estimados que obtenemos son intuitivamente **plausibles** en el sentido de que los Coeficientes estimados de los efectos de EP y DP en el Índice Dow Jones (b_1 y b_2, respectivamente) debe ser positivo mientras que el coeficiente de estimación del efecto de BY en el Índice Dow Jones (b_3) debe ser negativo. Naturalmente, para que el modelo VL-DJ potencialmente tener buenas habilidades predictivas, debería ser econométricamente sólido en los cuatro anteriores saludos.

En segundo lugar, nos gustaría ver la **precisión predictiva** implícita en el VL-DJ modelo. ¿El modelo VL-DJ "causal" produce pronósticos del Índice Dow-Jones que son más precisos que los que podría proporcionar un modelo puramente estadístico, como el modelo Box-Jenkins?[7] Si los pronósticos del modelo VL-DJ no son tan precisos como los producido por un modelo de Box-Jenkins no causal, entonces uno podría querer reconsiderar el utilidad de las previsiones del modelo VL-DJ que produce Value Line Corporation.

La organización del resto del documento es la siguiente: En la siguiente sección examinar la solidez econométrica del modelo VL-DJ. En la sección siguiente, nos usar un experimento de pronóstico fuera de la muestra para comparar la precisión del pronóstico del modelo VL-DJ implementado por un enfoque de modelo de función de transferencia con el de un modelo Box-Jenkins apropiado del índice Dow-Jones.[8] También observamos los pronósticos proporcionados por Value Line Corporation en su publicación anual y comparar sus precisión con la precisión de los pronósticos del modelo Box-Jenkins y la función de transferencia

---

[4] Ver, por ejemplo, Enders (1995, p. 219).
[5] Véase, por ejemplo, Granger y Newbold (1974) y Phillips (1986).
[6] Ver, por ejemplo, Wooldridge (2006), Capítulo 11.
[7] Véase, por ejemplo, Box, Jenkins y Reinsel (1994).
[8] Véase, por ejemplo, Box, Jenkins y Reinsel (1994), capítulos 10 y 11 para una discusión sobre el enfoque del modelo de función de transferencia.

implementación del modelo VL-DJ en el período fuera de muestra. Finalmente, en la final sección del documento, discutimos las conclusiones que extraemos de nuestra investigación.

De cara al futuro, encontramos que el modelo VL-DJ es econométricamente sólido, el La implementación de la función de transferencia del modelo VL-DJ no es más precisa que una modelo Box-Jenkins de la serie Dow Jones pero que la implementación "interna" del El modelo VL-DJ de Value Line Corporation Staff ha brindado históricamente más pronósticos más precisos que los producidos por un modelo de Box-Jenkins o una función de transferencia implementación del modelo VL-DJ. En el caso de pronosticar el futuro del Dow Índice de Jones, más perceptivas serán las predicciones de los valores futuros de los factores explicativos. variables del modelo VL-DJ, más precisos serán los pronósticos, especialmente en relación con un modelo estadístico no causal como el modelo de Box-Jenkins. Independientemente de la previsión precisión, el modelo VL-DJ es de importancia histórica para explicar los movimientos en índices bursátiles como el índice Dow Jones. El crecimiento de las ganancias y los dividendos proporciona impulso positivo al crecimiento del índice Dow Jones mientras que los rendimientos de la tasa de interés, como tipificados por el rendimiento de los bonos AAA de Moody's, impactan inversamente su crecimiento.

II. La solidez econométrica del modelo VL-DJ [9]

Con el propósito de examinar la solidez econométrica del modelo VL-DJ, tome los datos anuales de las cuatro series del modelo obtenidos de la tabla denominada "A Perspectiva a largo plazo, Dow Jones Industrial Average, 1920 – 2002" publicado por el Value Line Publishing Corporation en un inserto de *The Value Line Investment Survey* de 26 de diciembre de 2003. De dicho documento obtuvimos 83 observaciones anuales sobre las cuatro series DJ, EP, DP y BY.[10]

El primer problema que abordamos es si la especificación del modelo VL-DJ (1) representa una regresión de serie temporal "equilibrada" en la que la variable dependiente, ln(ÿ *DJt),*

---

[9] Los resultados empíricos informados a continuación en las Tablas 1-3 y las Figuras 1-2 se produjeron mediante EVIEWS 4.1, Quantitative Micro Software, Inc., Irvine, CA, 2002.

[10] Todos los datos se toman tal cual, excepto la observación de 1932 sobre EP, que se registra como –0,5. Obviamente, no podemos realizar la transformación logarítmica en un número tan negativo, por lo que seguimos la sugerencia del Sr. Eisenstadt de Value Line, quien dijo que lo habían reemplazado con el pequeño número positivo de 0,5 para evitar crear una observación faltante para log(EP) en ese año . Los datos están disponibles previa solicitud a los autores.

debe ser estacionario (I(0)) mientras que las variables explicativas *EPt*) ÿ ln( ) D *DPt* y)ln(ÿ *BYt también* debería ser estacionario. Que todas estas variables son, de hecho, estacionarias se puede ver en los resultados de las pruebas de raíz unitaria aumentadas de Dickey-Fuller informadas en Tabla 1 a continuación.

Tabla 1

Pruebas de Dickey-Fuller aumentadas

Por estacionariedad de las variables

En el modelo VL-DJ[11]

(1920 - 2002)

Variable*	ADF estadístico t	valor p**
DLDJ	-6.838940	0.0000
DLEP	-5.784701	0.0000
DLDP	-7.124527	0.0000
DLBY	-6.778639	0.0000

*DL denota la diferencia en el logaritmo de la variable

** MacKinnon (1996) valores p unilaterales

La aplicación de mínimos cuadrados ordinarios al modelo VL-DJ (1) da como resultado la estimación modelo informado en la Tabla 2 a continuación.

[11] La ecuación de prueba ADF incluía un término constante pero no una tendencia. El número de términos de aumento para la ecuación de prueba se eligió minimizando el criterio de información de Schwartz. También se realizaron pruebas de raíz unitaria de los niveles de los valores registrados de DJ, EP, DP y BY (indicados por LDJ, LEP, LDP y LBY, respectivamente) utilizando la prueba ADF. Se encontró que LDJ y LBY tienen raíces unitarias mientras que LEP y LDP parecen ser estacionarios en tendencia. Estos resultados sugieren que se

BYt , [illegible] *ln(ÿ*

Tabla 2

Estimaciones por mínimos cuadrados ordinarios de

El modelo VL-DJ

Variable dependiente: DLDJ
Método: mínimos cuadrados

Muestra (ajustada): 1921 2002
Observaciones incluidas: 82 después de ajustar los puntos finales

Variable	Coeficiente estándar Error	t-estadística	problema
C	0,033826 0,013848 2,442577 0,0168 0,171378 0,037295		
DLEP	4,595196 0,0000 0,346502 0,101546 3,412258 0,0010		
DLDP	-0,412907 0,163852 -2,51,909196 0,51,909196		
DLBY			

R-cuadrado	0,549334 Var dependiente media 0,532001	0,056447
R-cuadrado ajustado SE	Var dependiente de SD 0,121169 Criterio	0,177120
de regresión Suma	info de Akaike 1,145190 Criterio de Schwarz	-1,335711
cuadrada resid Logaritmo	58,76415 Estadístico F 1,537558	-1,218310
de probabilidad Durbin-	Prob(estadístico F)	31,69237
Watson stat		0,000000

Obviamente, los coeficientes de las variables explicativas del modelo son estadísticamente significativos a un nivel muy alto ($p < 0.014$) y son económicamente plausibles en que el los signos de los coeficientes asociados con DLEP y DLDP son positivos mientras que el signo de el coeficiente para DLBY es negativo. Así, en este modelo estimado, los cambios porcentuales en EP y DP se relacionan positivamente con el crecimiento del índice Dow Jones, mientras que el porcentaje los cambios en BY están negativamente relacionados con el crecimiento del índice Dow Jones, todo como se esperaba razonamiento económico dado. Además, los resultados de OLS anteriores se basan en el hecho de que que las autocorrelaciones de los residuos como se informa en el correlograma del modelo son generalmente estadísticamente insignificante en los diversos retrasos como implica el Box-Pierce (1970) Q estadísticos de, por ejemplo, Q(6) = 7,96 con p=0,241 y Q(12) = 14,91 con p=0,246. Es decir, los residuos del modelo parecen no estar correlacionados temporalmente. Inspección de los residuos del modelo también indican que la heteroscedasticidad no parece estar presente en los residuos.[12]

[12] Una prueba ARCH(1) de los residuos cuadrados del modelo (ver Engle (1982)) dio como resultado las siguientes estadísticas de prueba estadísticamente insignificantes: estadística F = 0,8797 (p = 0,351) y estadística Chi-cuadrado = 0,8921.

Por supuesto, dado que el modelo VL-DJ tiene efectos estadísticamente significativos coeficientes de los signos apropiados y los residuos parecen no estar correlacionados y homocedástico, se podría concluir que el modelo VL-DJ es dinámicamente completo. Sin embargo, para dar un paso más para verificar esta conclusión, consideramos agregar rezagada valores de la variable dependiente y variables explicativas al VL-DJ original ecuación para ver si alguno de ellos es estadísticamente significativo. La Tabla 3 a continuación informa algunos especificaciones de regresión hacia este fin.

Tabla 3

Diferentes variantes dinámicas

Del modelo VL-DJ

Versión 1

Variable dependiente: DLDJ
Método: mínimos cuadrados

Muestra (ajustada): 1922 2002
Observaciones incluidas: 81 después de ajustar los puntos finales

Variable	Coeficiente estándar Error	t-estadística	problema
C	0.020011 0.014692 1.361969 0.1774 0.208507 0.117243		
DLDJ(-1)	1.778411 0.0795 0.198107 0.043067 4.599932 0.0000 0.042806		
DLEP	0.043363 -0.987140 0.3268 0.296764 0.123239 2.408032		
DLEP(-1)	0.0186 0.050089 0.112935 0.443524 0.6587 -0.453204		
DLDP	0.170222 -2.662426 0.0095 0.208259 0.179291 1.161572		
DLDP(-1)	0.2492		
DLBY			
DLBY(-1)			

Versión 2

Variable	Coeficiente estándar Error	t-estadística	problema
C	0.025769 0.014181 1.817136 0.0731 0.140445 0.087109		
DLDJ(-1)	1.612294 0.1110 0.199868 0.039251 5.092073 0.0000		
DLEP	0.2666511 0.115937 2.298752 0.0243 -0.4007544		
DLDP	0.1623494944444444444444444444444484484484N		
DLBY			

(p=0,350). La prueba de heteroscedasticidad de White (1980) sin términos de productos cruzados produjo los siguientes estadísticos de prueba estadísticamente insignificantes: estadístico F = 1,331 (p = 0,254) y estadístico Chi-cuadrado = 7,889 (p = 0,246).

En la versión 1 de la Tabla 3 hemos incluido un rezago de la variable dependiente y un rezago de cada una de las variables explicativas y hemos estimado el modelo resultante utilizando mínimos cuadrados ordinarios. Aquí todos los valores rezagados de las variables son estadísticamente insignificante a niveles convencionales, excepto por el retraso en el dependiente variable que es estadísticamente significativa al nivel del 10%. En la versión 2 tenemos eliminó todas las variables rezagadas excepto el valor rezagado de la variable dependiente variable y deja de ser significativa al nivel del 10%. Así, podríamos concluir de estas ecuaciones de sobreajuste que el modelo VL-DJ estático original es dinámicamente completa y coherente con nuestra comprensión económica del mercado de valores.

A continuación pasamos a una investigación de la estabilidad de los coeficientes del VL-DJ modelo (1) a lo largo del tiempo. Examinamos este tema usando el Cusum y Cusum de Pruebas de cuadrados de Brown, Durbin y Evans (1975). Reportamos los resultados de estos pruebas en las Figuras 1 y 2 a continuación.

Figura 1

Cusum Test de Estabilidad del Modelo VL-DJ

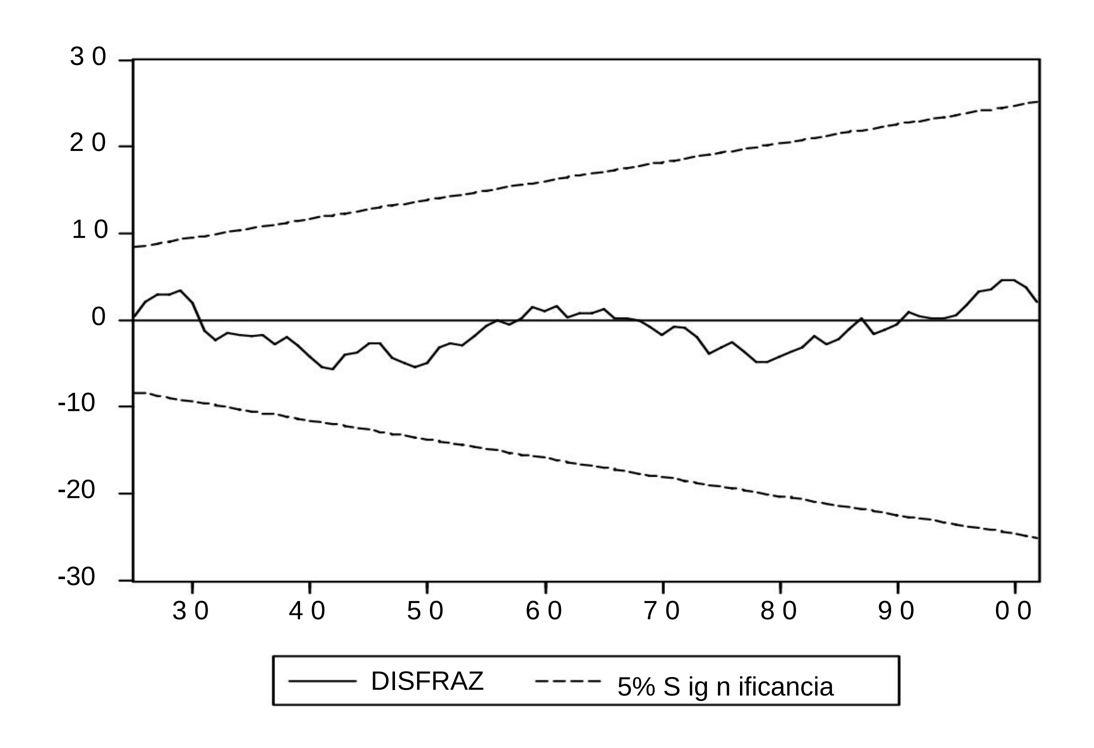
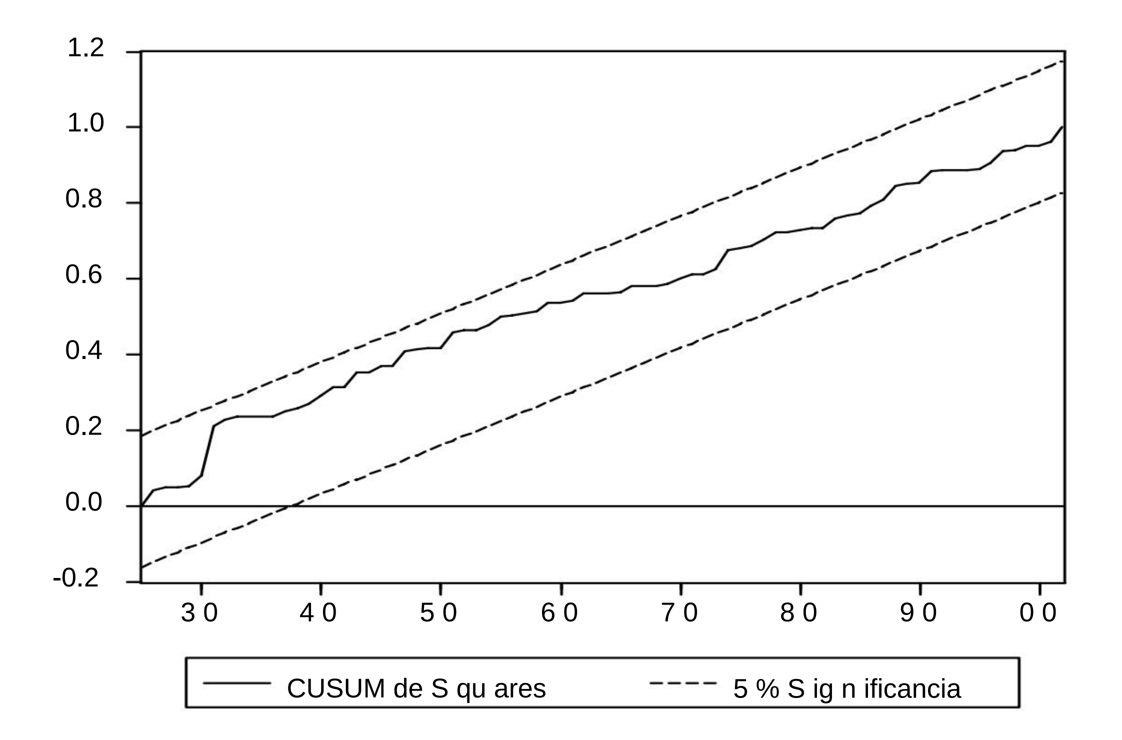


Figura 2

Prueba Cusum of Squares

De la estabilidad del modelo VL-DJ



En ambos casos podemos ver que el estadístico de prueba recursivo correspondiente se mantiene dentro del banda de confianza del 95% de la estadística a medida que avanzamos a través de los datos comenzando con el primeras 5 observaciones del conjunto de datos. Aquí la hipótesis nula es que los coeficientes de el modelo VL-DJ son constantes en el tiempo. Una inspección visual de la forma recursiva coeficientes estimados del modelo también indica que los estimados recursivamente los coeficientes son relativamente estables después de que se utilizan las primeras observaciones para estimar a ellos.

En conclusión, parece que el modelo VL-DJ tiene una base bastante sólida en términos de consideraciones econométricas. A continuación pasamos a juzgar el modelo en función de su capacidad para

pronosticar los valores futuros del índice Dow Jones. Ese es el negocio del próximo. sección.

tercero Comparación del modelo VL-DJ con un modelo Box-Jenkins para el índice Dow Jones en un experimento de pronóstico fuera de la muestra13

En la sección anterior establecimos que el modelo VL-DJ parece ser econométricamente sólido cuando se considera la muestra completa. Sin embargo, la implementación del modelo VL-DJ en un contexto de pronóstico es problemático en que el explicativo las variables del modelo son contemporáneas con la variable dependiente del modelo y, para pronosticar con el modelo, los valores futuros de las variables explicativas deben ser predicho primero antes de que el modelo pueda proporcionar al usuario una predicción de la variable dependiente. Por supuesto, una forma de resolver este problema es tratar el modelo VL-DJ como un modelo de función de transferencia de entrada múltiple.14 El modelo de función de transferencia La implementación del modelo VL-DJ consta de dos partes. La primera parte es simplemente ecuación (1) que hemos especificado previamente como el modelo VL-DJ. La segunda parte de la implementación de la Función de Transferencia consiste en tratar las entradas (aquí)ln(ÿ EP_t , ln(ÿDP_t) , y ln(ÿBY_t)) como procesos Box-Jenkins independientes que en a su vez proporcionar al usuario valores futuros de las variables explicativas con el fin de pronosticar la variable dependiente frente a la ecuación (1).

Desafortunadamente, puede que no todo vaya bien con la solución práctica que ofrece el Implementación de la función de transferencia del modelo VL-DJ. Como ha demostrado Ashley (1983), cuando los pronósticos de una variable explicativa son lo suficientemente inexactos, su uso en un ecuación de pronóstico de regresión múltiple puede conducir a una menor precisión que una simple extrapolación de la variable dependiente, digamos, ofrecida por un modelo de Box-Jenkins. Este es el incluso si la ecuación de regresión original es, históricamente hablando, muy coherente con los datos con coeficientes estadísticamente significativos, altos coeficientes de determinación, y similares. Con el fin de evaluar si esta enfermedad podría aplicarse a la Función de Transferencia implementación del modelo VL-DJ, elegimos realizar un pronóstico fuera de la muestra

---

[13] Los resultados empíricos informados a continuación en las Tablas 4 a 8 fueron producidos por SAS Versión 8.0, The SAS Instituto, Cary, Carolina del Norte.

[14] Ver nota al pie 8.

experimento donde comparamos la precisión de pronóstico de la función de transferencia implementación del modelo VL-DJ con la precisión de pronóstico de un Box simple Modelo de Jenkins del índice Dow Jones.

III.1 El diseño del experimento de pronóstico fuera de la muestra

Nuestro experimento de pronóstico fuera de la muestra está diseñado de la siguiente manera. particionamos nuestro conjunto de datos en dos partes: las primeras 53 observaciones (1920 - 1972) que consideramos nuestras conjunto de datos de muestra mientras tomamos las últimas 30 observaciones (1973 - 2002) como nuestro fuera de conjunto de datos de muestra. Luego, los datos de la muestra se utilizan para estimar la ecuación (1) y separar Modelos Box-Jenkins para las tres entradas del modelo VL-DJ. Luego usamos el estimado Implementación de la función de transferencia del modelo VL-DJ para pronosticar el índice Dow Jones 1, 2, a 6 pasos adelante (observaciones 54 - 59) mientras se registra el error de cada pronóstico. Una vez que se producen estos pronósticos, retrocedemos y agregamos una observación a nuestro conjunto de datos de estimación anterior y reestimar la ecuación (1) y los tres Box-Jenkins modelos que describen las entradas y nuevamente pronostican el Índice Dow Jones 1, 2, a 6 pasos adelante (observaciones 55 – 60) y nuevamente registre el error de cada pronóstico. Este proceso de "rodar" la función de transferencia implementada modelo VL-DJ a través del resto de los datos fuera de la muestra continúan hasta que nos quedamos sin datos para pronosticar. Note que el número de pronósticos de un paso adelante, fuera de la muestra, excederá el número de, digamos, seis pronósticos de pasos adelante por cinco y de manera similar para los otros pronósticos de pasos múltiples. En De manera similar, podemos usar los datos de la muestra para ajustar un modelo simple de Box-Jenkins al Dow Jones se indexa a sí mismo y luego lo "hace rodar" a través del conjunto de datos fuera de la muestra que produce 1 a través de pronósticos de 6 pasos adelante mientras registra los errores asociados con cada pronóstico.

Ahora analicemos algunos detalles más sobre el pronóstico anterior. experimento. Encontramos que el modelo VL-DJ (1) era "econométricamente sólido" en el conjunto de datos dentro de la muestra más corto también. La ecuación permaneció balanceada, dinámicamente completo y estable sobre el conjunto de datos de la muestra con los mismos signos de coeficiente plausibles implícitos en el conjunto de datos completo.[15] En cuanto a los procesos separados de Box-Jenkins para las entradas de la ecuación (1), se determinó a partir de los datos de la muestra que DLEP es bien aproximado por un modelo MA(2), DLDP por un modelo MA(1) y DLBY por un

[15] La variable DLBY tiene el signo correcto (-) pero parte estadísticamente insignificante en la primera estimación. Sin embargo, se vuelve estadísticamente significativo a medida que avanza la estimación a través del resto de los datos. Estos resultados están disponibles a los autores previa solicitud.

Modelo AR(1). Como un competidor ingenuo, se determinó a partir del conjunto de datos de la muestra que la variable dependiente DLDJ podría aproximarse bien mediante un proceso MA(1).

Además, dado que nuestro principal interés es comparar las previsiones del DJ serie en niveles, debemos convertir cualquier pronóstico DLDJ nuevamente en un pronóstico DJ. Esto se hace en dos pasos:16 el primer paso es convertir las predicciones de la forma logarítmica diferenciada (DLDJ) a forma de registro de nivel (LDJ) con la siguiente fórmula

$$\hat{LDJ}_{t,h} = LDJ_t + \hat{DLDJ}_{t+1,1} + \dots + \hat{DLDJ}_{t+h,1} \qquad (2)$$

donde $\hat{LDJ}_{t,h}$ denota el pronóstico h-step-ahead para hecho en el tiempo t, $\hat{DLDJ}_{t+1,1}$ denota el pronóstico de 1 paso adelante para *DLDJt+1* hecho en el tiempo t, etc., y *LDJt* es el observación real de LDJ en el tiempo t. El segundo paso es convertir las predicciones de el formulario de nivel de registro (LDJ) al formulario de nivel anti-log (DJ) usando con la fórmula

$$\hat{DJ}_{t,h} = \text{Exp}\left(\hat{LDJ}_{t,h} + 0.5\,\hat{\sigma}_h^2\right), \qquad (3)$$

dónde $\hat{\sigma}_h$ es la desviación estándar estimada del error de pronóstico *h* paso adelante. los término que implica $\hat{\sigma}_h$ es corregir el sesgo asociado con la transformación anti-logaritmo.

Finalmente, debemos elegir algunas medidas de precisión de pronóstico para hacer comparaciones entre la implementación de la función de transferencia del modelo VL-DJ y una modelo simple de Box-Jenkins para el índice Dow Jones en el pronóstico fuera de la muestra experimento. Un error de pronóstico se define por la diferencia entre el valor de pronóstico y la observación real de los datos, es decir

$$e_{t,h} = f_{t,h} - y_{t+h} \qquad (4)$$

donde $f_{t,h}$ es un pronóstico h-step-ahead de hecho en el tiempo t. Para simplificar la notación, sea *th* y Supongamos que hay J tales errores de pronóstico y los denotaremos simplemente por $e_1, e_2, \dots, e_J$. El error de pronóstico absoluto medio (MAFE) se define como

$$\text{DERECHOS} = \frac{1}{J}\sum_{j=1}^{J} |e_j| \,. \qquad (5)$$

El error de pronóstico de raíz cuadrática media (RMSFE) se define como

---

16 Véase, por ejemplo, Pankratz (1991), pág. 338.

$$RMSFE \ \ddot{y} \sqrt{\frac{1}{j} \sum_{j=1}^{j} {}^{2}_{por\,j}} \ . \qquad (6)$$

III.2 Los resultados del experimento de pronóstico fuera de la muestra

Como se puede ver en los resultados informados en las Tablas 4 y 5 a continuación, la Transferencia La implementación de funciones del modelo VL-DJ funciona peor que el punto de referencia MA(1) Modelo Box-Jenkins en todos los horizontes de pronóstico tanto para la precisión del pronóstico medidas, MAFE y RMSFE. Como era de esperar, las precisiones de pronóstico de los dos métodos disminuyen con un horizonte creciente pero, en todos los casos, el modelo de Box-Jenkins demuestra ser superior.

Tabla 4. Precisión del pronóstico de la implementación de la función de transferencia del modelo VL-DJ y el modelo Benchmark Box-Jenkins en diferentes horizontes de pronóstico—MAFE

Horizonte de pronóstico	DERECHOS		Clasificación de precisión	
	TF	BJ	TF	BJ
horizonte1	378,85	351,91	2	1
horizonte2	630.54	604.64	2	1
horizonte3	822.84	764.41	2	1
horizonte4	998.43	895.69	2	1
horizonte5	1.189,42	1.092,55	2	1
horizonte6	1.385,33	1.198,63	2	1
Aumento de MAFE				
(H6-H1)/H1	265,67 %	240,60 %		

Nota: "TF" indica la implementación del modelo de función de transferencia del modelo VL-DJ y "BJ" indica el modelo MA(1) Box Jenkins para el índice Dow Jones.

Tabla 5. Precisión del pronóstico de la implementación de la función de transferencia del modelo VL-DJ y el modelo Benchmark Box-Jenkins en diferentes horizontes de pronóstico—RMSFE

Horizonte de pronóstico	RMSFE		Clasificación de precisión	
	TF	BJ	TF	BJ
horizonte1	605,30	528,40	2	1
horizonte2	1.046,46	999,61	2	1
horizonte3	1.405,36	1.355,96	2	1
horizonte4	1.645,72	1.470,20	2	1
horizonte5	1.884,64	1.719,23	2	1
horizonte6	2.090,61	1.870,55	2	1
Aumento en RMSE				
(H6-H1)/H1	245,38%	254,00%		

Cabría preguntarse a qué se debe este fracaso del modelo VL-DJ para dominar el Box modelo jenkins? La respuesta está en la crítica que ofrece Ashley (1983). Cuando pronósticos de una variable explicativa son lo suficientemente inexactos, su uso en un ecuación de pronóstico de regresión puede llevar a una menor precisión que una simple extrapolación de la variable dependiente, digamos, proporcionada por un modelo de Box-Jenkins. De hecho, Ashley ofrece una criterio a utilizar para juzgar cuando el pronóstico con regresión múltiple podría ser problemático. Afirma (p.211), "Para una variedad de tipos de modelos, la inclusión de un se muestra que la variable exógena x_t empeora la y_t previsiones cada vez que debe ser en sí mismo pronosticado por y $MSE(\hat{x}_t) > Var(x_t)$." Es decir, cuando el error cuadrático medio (varianza más *sesgo* ^{2}) del pronóstico de la variable explicativa es mayor que la varianza del variable explicativa en sí misma, pronosticando con una regresión múltiple usando la variable explicativa La variable a menudo pronostica peor que los modelos extrapolativos simples como el Box-Jenkins modelo. Por supuesto, en defensa de la regresión múltiple, la inferencia estadística todavía puede ser perseguida para determinar qué factores son variables explicativas importantes de la variación en una variable dependiente. Sin embargo, a pesar de los buenos ajustes dentro de la muestra, la regresión múltiple puede no ser tan útil en un contexto de predicción, especialmente si las variables explicativas son ellos mismos difíciles de predecir.

Para ver por qué la implementación de la función de transferencia del modelo VL-DJ lo hizo pobremente, calculamos las siguientes razones de "Ashley" para las variables explicativas de la Modelo VL-DJ en diferentes horizontes de pronóstico. Se presentan en la Tabla 6 a continuación. Nosotros define la relación "Ashley" como

$$MSFE(\hat{x}_t)/Var(x_t) \qquad (7)$$

donde, para el pronóstico de un paso adelante, $MSFE(\hat{x}_t) = \frac{1}{30}\sum_{t=53}^{82}(\hat{x}_{t+1,t} - x_{t+1})^2$ y $Var(x_t) = \frac{1}{30}\sum_{t=54}^{83}(x_t - \bar{x})^2$ con la media muestral $\bar{x}$ calculada sobre los últimos 30 observaciones. Los índices de Ashley para los otros horizontes de pronóstico se definen de manera similar excepto que hay menos pronósticos disponibles para construir la MSFE del pronóstico.

Cuando las proporciones de Ashley son mayores que uno, sabemos por la crítica de Ashley que los pronósticos producidos por la implementación de la función de transferencia del VL-DJ son probables

ser peor que un modelo extrapolativo simple como el modelo de Box-Jenkins. Podemos ver de la Tabla 6, que en cada horizonte hay al menos una variable explicativa cuyo el error cuadrático medio predictivo es mayor que la varianza en la variable misma. De hecho, en horizontes dos y tres, las razones de Ashley para las variables explicativas son **todas** mayores que una. Por lo tanto, podemos ver que el problema con la implementación de la función de transferencia de la El modelo VL-DJ radica en gran medida en la dificultad de predecir las propias variables de entrada no el poder explicativo histórico del propio modelo VL-DJ.

Tabla 6. Razones de Ashley para las Variables Explicativas del Modelo VL-DJ

Horizonte de pronóstico	DLEP	DLDP	DLBY
horizonte1	0,90621	1,04771	0,95627
horizonte2	1.06544	1.14441	1.11007
horizonte3	1.05522	1.13803	1.03032
horizonte4	1.02157	1.15946	0.96935
horizonte5	1.00511	1.18731	0.97723
horizonte6	0,96534	1,22971	1,00496

III.3 El valor de la previsión perfecta con respecto a las variables explicativas de el modelo VL-DJ y la previsión del personal de línea de valor en el uso de sus Modelo

En esta sección del documento vamos a 1) examinar en qué medida “perfecto previsión” de los valores futuros de las variables explicativas “rescataría” la previsión precisión del modelo VL-DJ en relación con el tipo de extrapolación de Box-Jenkins y 2) para en qué medida el personal de Value Line y los pronósticos que produjeron son superiores a los que ofrece el modelo Box-Jenkins que hemos utilizado aquí y el modelo VL-DJ con y sin una perfecta previsión de las variables explicativas.

Por previsión perfecta entendemos el uso de los valores reales futuros realizados de la variables explicativas al generar pronósticos a partir de la ecuación VL-DJ (1) como en comparación con pronosticar las variables explicativas y luego usar la ecuación VL-DJ (1) para producir pronósticos (como en la implementación de la función de transferencia del modelo VL-DJ informado previamente en las tablas 4 y 5). En la Tabla 7 a continuación comparamos el perfecto implementación de previsión del modelo VL-DJ (denominado modelo de previsión “TF-Perfect”) modelo) con la implementación de la función de transferencia del modelo VL-DJ (denominado modelo de previsión “TF-Imperfecto”) y el modelo de Box-Jenkins.

Tabla 7. Comparaciones de precisión de pronóstico del modelo VL-DJ y el modelo Box-Jenkins asumiendo diferentes grados de previsión en las variables explicativas

Pronóstico Horizonte	TF-Perfecto MAFE	TF-Imperfecto MAFE	Desventaja*	BJ MAFE	Desventaja*	Clasificación de precisión TF-Perfecto	BJ
horizonte1	354	379	107,11%	352	99,49%	2	1
horizonte2	602	631	104,74%	605	100,44%	1	2
horizonte3	684	823	120,24%	764	111,70%	1	2
horizonte4	772	998	129,34%	896	116,03%	1	2
horizonte5	923	1.189	128,81%	1.093	118,31%	1	2
horizonte6	994	1.385	139,39%	1.199	120,60%	1	2

Pronóstico Horizonte	TF-Perfecto RMSFE	TF-Imperfecto RMSFE	Desventaja*	BJ RMSFE	Desventaja*	Clasificación de precisión TF-Perfecto	BJ
horizonte1	607	605	99,69%	528	87,02%	2	1
horizonte2	980	1.046	106,73%	1.000	101,95%	1	2
horizonte3	1.175	1.405	119,59%	1.356	115,38%	1	2
horizonte4	1.295	1.646	127,04%	1.470	113,49%	1	2
horizonte5	1.490	1.885	126,46%	1.719	115,36%	1	2
horizonte6	1.575	2.091	132,77 %	1.871	118,80%	1	2

*Desventaja: pérdida de precisión del pronóstico en relación con TF-Perfect.

Con la excepción del pronóstico de un paso adelante usando la medida RMSFE, cuando el se impone la suposición de previsión perfecta (es decir, el modelo TF-Perfecto), la precisión de la El modelo VL-DJ mejora considerablemente en comparación con el caso donde el explicativo las variables tienen que ser pronosticadas (es decir, el modelo TF-Imperfecto). La desventaja" columna muestra el porcentaje de pérdida de precisión de pronóstico del TF-Imperfecto o el modelo Box-Jenkins relativo al modelo TF-Perfect. por ejemplo, en horizonte de pronóstico 3, el modelo TF-Imperfecto es 19.59% menos preciso, usando el RMSFE medida, que el modelo TF-Perfect mientras que el modelo Box-Jenkins es 15.38% menos preciso que el modelo TF-Perfect, al utilizar la medida RMSFE. Podemos ver que, a excepción de pronóstico de un paso adelante, previsión perfecta sobre las variables explicativas del VL-DJ El modelo ofrece una precisión de pronóstico superior al modelo de Box-Jenkins. Obviamente, con respecto a la precisión de pronóstico que ofrece el modelo VL-DJ, la falta de precisión la previsión de las variables explicativas le cuesta caro al pronosticador.

Pero, ¿qué tan exitoso fue el personal de Value Line al usar su modelo? posiblemente ellos tenía muy buena previsión con respecto a los valores futuros de las variables explicativas cuando usaron su modelo para generar pronósticos del índice Dow Jones. Recordar de nuestra discusión anterior de que el modelo se usó por primera vez para pronosticar el índice Dow Jones en 1982. Las previsiones de la línea de valor de un paso adelante del índice Dow Jones según lo informado en las diversas ediciones de fin de año de su *Value Line Investment Survey* se informan en la Tabla 8 a continuación.

Tabla 8. Pronósticos de Línea de Valor vs. Función de Transferencia VL-DJ y Pronósticos de Box-Jenkins

Año	Línea de valor real de DJ	Pronóstico DJ	1 paso por delante TF	BJ	2 pasos por delante TF	BJ
1983	1190	1180	972	906	1.020	1,051
1984	1178	1390	1,335	1.368	1.069	964
1985	1330	1290	1,230 1,465	[illegible] 1,283	[illegible] 1,550	2,355
1986	1797	1435	2,185 2,107	[illegible] 2,645	[illegible] 2,779	[illegible]
1987	2264	2035	3,030 3,647	[illegible] 3,785	[illegible] 3,872	[illegible]
1988	2062	2425	4,278 6,001	[illegible] 7,757	[illegible] 9,327	[illegible]
1989	2510	2190	11,681 [illegible]	[illegible]	[illegible] 11,327	[illegible]
1990	2670	2710	11,096 [illegible]	[illegible]	[illegible]	
1991	2933	2940		2.817	2.780	
1992	3282	3445		3.172	2.956	
1993	3565	N / A		3.546	3.590	
1994	3735	N / A		3.824	3.844	
1995	4494	N / A		3.975	4.055	
1996	5740	5110		4.977	4.029	
1997	7448	6415		6.412	4.896	
1998	8631	8400		8.368	6.322	
1999	10482	9800		9.396	8.201	
2000	10731	11800				
2001	10209	11800				
2002	9214	10900				
CORRECTO*		510	593	555	985	928
RMSFE*		727	807	704	1,386	1,322

* El MAFE y RMSFE se calculan en base a los años 1983-2002 excepto los años 1993-1995.

Recuerde que, por alguna razón, Value Line Corporation no proporcionó pronósticos para los años 1993-1995. En la tabla anterior, la precisión de pronóstico de MAFE y RMSFE medidas se computan sobre los años 1983 – 2002, excepto para los años 1993-1995, para los pronósticos de un paso adelante de Value Line y los pronósticos de uno y dos pasos adelante de la

Implementación de la Función de Transferencia de Previsión Imperfecta del modelo VL-DJ y la Caja modelo Jenkins. Cuando el Personal de Línea de Valor realiza sus pronósticos al final de cada año (probablemente a fines de noviembre o principios de diciembre antes de ir a la imprenta) probablemente sean realizando en algún lugar entre un pronóstico de un paso adelante y uno de dos pasos adelante para generar el pronóstico del próximo año porque invariablemente solo tienen parte de los datos para el año en curso necesario para actualizar los coeficientes de su modelo y por lo tanto para generar el pronóstico del próximo año. Por lo tanto, por "equidad", proporcionamos tanto el paso adelante y pronósticos de dos pasos por delante del modelo Imperfect Forecast VL-DJ y Box-Jenkins modelo con el que comparar las previsiones de línea de valor. Podemos ver en la Tabla 8 que el Los pronósticos de Value Line Staff se comparan bastante favorablemente en relación con el Imperfect TF implementación del modelo VL-DJ y el modelo Box-Jenkins, especialmente si Considere los pronósticos de dos pasos adelante de TF y BJ que probablemente son más indicativos de la información con la que el personal de Value Line tenía que trabajar cuando estaban produciendo sus previsiones. Evidentemente, a lo largo de los años, Value Line Staff ha sido capaz de generar pronósticos bastante perspicaces de las variables explicativas al usar su modelo para producir pronósticos del índice Dow Jones. Solo sirve para mostrarte que econométrica Los modelos con variables explicativas pueden ser herramientas muy útiles para pronosticar cuando el los usuarios son bastante perceptivos con respecto a los valores futuros de las variables explicativas ellos están usando.

IV. Conclusiones

En este trabajo evaluamos la solidez econométrica y la previsión capacidades del Modelo Value Line Dow Jones que Value Line Corporation utiliza en produciendo sus pronósticos Dow Jones para su *encuesta de inversión de línea de valor de fin de año.* De nuestra investigación extraemos las siguientes conclusiones.

El modelo que Value Line Corporation ha construido para el Dow Jones El índice es econométricamente sólido en el sentido de que es equilibrado, dinámicamente completo, estable y tiene signos económicamente plausibles para los coeficientes del modelo. Bastante lógicamente, el modelo implica que el crecimiento del índice Dow Jones es positivamente relacionados con los cambios porcentuales en las ganancias por acción y los dividendos por acción y relacionado negativamente con los cambios en los rendimientos de las tasas de interés.

Con respecto a la implementación del modelo VL-DJ, la falta de perfecta la previsión de los valores futuros de las variables explicativas del modelo es bastante costoso en términos de precisión de pronóstico en comparación con el uso de un cuadro simple Modelo de Jenkins para pronosticar el índice Dow Jones del próximo año. Resulta que la media errores cuadráticos asociados a los pronósticos de las variables explicativas de la modelo son mayores que la variabilidad inherente en las propias variables, por lo tanto, de acuerdo con el criterio de Ashley (1983), uno podría esperar que el modelo VL-DJ funcionar mal dada una implementación de la función de transferencia de la misma. Evidentemente, Value Line Staff ha sido bastante perspicaz con respecto a su pronósticos de las variables explicativas de su modelo porque durante el 1983 – período de 2002, sus pronósticos han sido generalmente más precisos que los comparables pronósticos generados por una implementación de función de transferencia del modelo o un modelo simple de Box-Jenkins que ignora las variables explicativas que tiene el Staff propuesto. Por lo tanto, un modelo de regresión múltiple puede ser un dispositivo de predicción útil en las manos de un usuario perceptivo. Como siempre, una regresión múltiple, tipificada por el modelo VJ-DJ, puede ser muy útil para explicar el grado y la dirección de la efectos que las variables explicativas tienen sobre una variable dependiente.

Dado este ejercicio, uno podría querer "probar previamente" la dificultad de predecir valores futuros de las variables explicativas calculando las razones de Ashley antes de usar un regresión múltiple o función de transferencia para propósitos de predicción. si la ashley razones exceden uno para la mayoría de las variables explicativas del modelo y para la mayoría de los horizontes de pronóstico, uno podría querer moderar sus expectativas sobre el precisión de pronóstico potencial de tales modelos en relación con un simple Box-Jenkins modelo de la variable dependiente. Por supuesto, un usuario perceptivo de múltiples El modelo de regresión aún puede producir buenos pronósticos, pero la clave es la percepción. del usuario La falsa confianza puede ser costosa. Por otro lado, si el propósito de uno es para generar pronósticos "optimistas", "promedio" y "pesimistas" del futuro valores de una variable dependiente basada en optimista, promedio y pesimista pronósticos de variables explicativas, entonces hay una clara preferencia por un modelo econométrico en comparación con un dispositivo extrapolativo simple como el Box modelo Jenkins.

Referencias

Ashley, R. (1983): “Sobre la utilidad de los pronósticos macroeconómicos como insumos para los modelos de pronóstico”, *Journal of Forecasting,* 2, 211-223.

Box, GEP, GM Jenkins y GC Reinsel (1994): *Análisis, pronóstico y control de series temporales.* 3ra ed. Prentice Hall, Englewood Cliffs, Nueva Jersey

Box, GEP y DA Pierce (1970): “Distribution of Residual Autocorrelations in Autoregressive Integrated Moving Average Time Series Modes”, *Journal of the American Statistical Association,* 65, 1509 – 1526.

Brown, RL, J. Durbin y JM Evans (1975): "Técnicas para probar la constancia de las relaciones de regresión a lo largo del tiempo", *Journal of the Royal Statistical Society,* Serie B, 37, 149-192.

Dickey, David y Wayne A. Fuller (1979): “Distribución de las estimaciones para series temporales autorregresivas con raíz unitaria”, *Journal of the American Statistical Association,* 74, 427 – 431.

Eisenstadt, Samuel, Value Line Corporation. Comunicación personal sobre detalles de la estimación y especificación del Modelo VJ-DJ. Ver nota al pie 10.

Enders, Walter (1995): *Serie temporal econométrica aplicada.* Wiley, Nueva York, NY.

Engle, Robert F. (1982): “Heteroscedasticidad condicional autorregresiva con estimaciones de la varianza de la inflación del Reino Unido”, *Econometrica,* 50, 987 – 1007.

EVIEWS 4.1, edición estándar, 2002, Quantitative Micro Software, LLC, Irvine, CA.

Granger, Clive y P. Newbold (1974): “Regresión espuria en econometría”, *Journal of Econometrics,* 2, 111-120.

MacKinnon, James G. (1996): "Funciones de distribución numérica para pruebas de raíz unitaria y cointegración", *Journal of Applied Econometrics,* 11, 601-618.

Pankratz, Alan (1991): *Pronósticos con modelos de regresión dinámica.* Wiley, Nueva York, NY.

Phillips, Peter (1986): "Comprender regresiones espurias en econometría", *Journal of Econometrics,* 33, 311 - 340.

SAS Versión 8.0, Instituto SAS, Cary, NC.

The Value Line Investment Survey, ediciones de diciembre de 1982 a 2003. Value Line Publishing Inc.

White, Halbert (1980): Un estimador de matriz de covarianza consistente con heteroscedasticidad y una prueba directa de heteroscedasticidad", *Econometrica,* 48, 817 – 838.

Wooldridge, Jeffrey M. (2006): *Econometría introductoria,* 3.ª edición. Editorial Thomson, Mason, Ohio.